

基于时空数据融合的江汉平原水稻种植信息提取^{*1}

陆俊^{1,2,3} 黄进良^{1,2*} 王立辉^{1,2} 裴艳艳^{1,2,3}

(1. 中国科学院测量与地球物理研究所, 湖北 武汉 430077;

2. 环境与灾害监测评估湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430077;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

【摘要】: 及时、准确监测水稻种植面积, 对区域粮食政策制定、粮食安全以及农业发展具有重要意义。然而我国南方地区水稻生长期降水充沛的气候特点使得遥感影像“云污染”现象严重, 为解决水稻种植信息遥感提取存在可用数据不足的问题, 以江汉平原为例, 利用时空数据融合模型(Spatial and Temporal Data Fusion Approach, STDFA)将 Landsat 8 OLI 与时序 MODIS 数据融合, 重构出具有高时-空分辨率特征数据, 然后采用面向对象的 SVM 分类方法对研究区内水稻种植信息进行提取, 结果如下: 融合后的红与近红外波段反射率与真实反射率的相关系数分别为 0.84 和 0.81, 研究区水稻提取精度为 94.46%, Kappa 系数为 0.91。说明时空融合模型能够较好地重构出高时空分辨率数据, 从而实现多云雨地区农作物种植信息遥感提取。

【关键词】: 江汉平原; 遥感; 时空数据融合; 水稻

【中图分类号】: TP79 **【文献标识码】**: A **【文章编号】**: 1004-8227(2017)06-0874-08

DOI: 10.11870/cjlyzyyhj201706010

水稻是我国重要的粮食作物, 2012~2015 年连续 4a 全国水稻种植面积及产量分别占总的粮食播种面积及产量的 26.9%和 34.0%以上^[1]。因此及时、准确监测水稻种植面积, 对粮食政策制定、粮食安全以及农业发展具有重要意义^[2]。遥感技术具有宏观、快速、高效的特点, 是进行作物种植调查分析及制图的重要手段^[3]。

利用时序数据开展水稻种植信息提取是目前主要方式之一^[4,5], 然而由于南方地区降水充沛, 重访周期较长的卫星往往难以获取生长期有效的数据^[6]; 其次, 南方地区水稻田分布较为破碎, 混合像元严重^[7], 使用低空间分辨率数据进行农作物分类制图精度低^[8]且“椒盐”现象严重^[9]。因此构建水稻生长期的高时-空分辨率数据集是开展南方地区水稻种植信息提取的关键^[10]。

¹ 收稿日期: 2016-11-04; 修回日期: 2017-01-05

基金项目: 中国科学院科技服务网络计划(KFJ-ST-EDTP-009)[Chinese Academy of Sciences Science and Technology(KFJ-ST-EDTP-009)]; 湖北省自然科学基金项目(2014CFB376)[Natural Science Foundation of Hubei Province(2014CFB376)]

作者简介: 陆俊(1990~), 男, 硕士研究生, 主要从事多源遥感数据融合与农业遥感研究. E-mail: lujun_igg@163.com

***通讯作者** E-mail: hjl@asch.whigg.ac.cn

遥感数据时空融合技术是将高空间分辨率低时间分辨率数据与低空间分辨率高时间分辨率数据融合，从而获取具有高时空分辨率特征数据的一种方法^[11]。近年来，国内外学者基于线性混合像元分解法提出了几种时空数据融合模型构建高时空分辨率遥感数据，并在不同领域开展了研究工作^[12]。Gao 等^[13]提出了一种自适应遥感图像融合模型 (Spatial And Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, STARFM) 对破碎地块地表覆盖类型进行了提取；Hilker 等^[14]提出了一种提取反射率变化的时空自适应融合算法 (spatialtemporal adaptive, algorithm for mapping reflectance change, STAARCH) 对森林覆盖类型进行了监测研究；康峻等^[15]提出一种基于 STARFM 模型改进的局部自相关时空数据融合模型 (Local Associated Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, LASTARFM)。上述基于线性混合模型，以及类内像元反射率一致等假设的时空融合模型，易受像元反射率时空变异性的影响，使得一些模型在复杂地区的鲁棒性较差^[16]；对此 Wu^[17]提出一种基于地物时间变化特征的融合模型 (Spatial and Temporal Data Fusion Approach, STDFA)；谢登峰等^[18]应用此模型对秋粮进行遥感识别取得了较好效果。

因此本文以江汉平原南部为例，采用 STDFA 模型构建出研究区水稻生长期内的高时-空分辨率数据集，然后采用面向对象的分类方法，对江汉平原的中稻种植信息进行遥感提取。为南方地区水稻种植信息提取提供一种新的方法和技术手段。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

江汉平原地处湖北省中南部，位于 $29^{\circ} 26' \sim 31^{\circ} 10' N$ ， $111^{\circ} 45' \sim 114^{\circ} 16' E$ 之间，面积 4.6 万 km^2 ，是长江中下游平原的重要组成部分。江汉平原是我国重要的粮食生产基地，主要农作物为水稻、油菜和棉花，其中水稻又以一季中稻为主，每年 5 月中下旬播种，10 月中上旬收割。江汉平原属亚热带季风气候，年均温 $15 \sim 17^{\circ} C$ ，年均降水量 1 100~1 300 mm。水稻生长期的 4~9 月降水量约占年降水总量的 70%，因此境内水稻生长期内影像“云污染”现象十分严重。地形以平原和低山丘陵为主，水稻田分布于河间凹地和平原边缘且地块破碎，不集中连片^[19]。研究区涉及宜昌市、荆门市、天门市、潜江市、荆州市以及湖南省的部分区域，总面积为 1.44 万 km^2 具体位置见图 1。

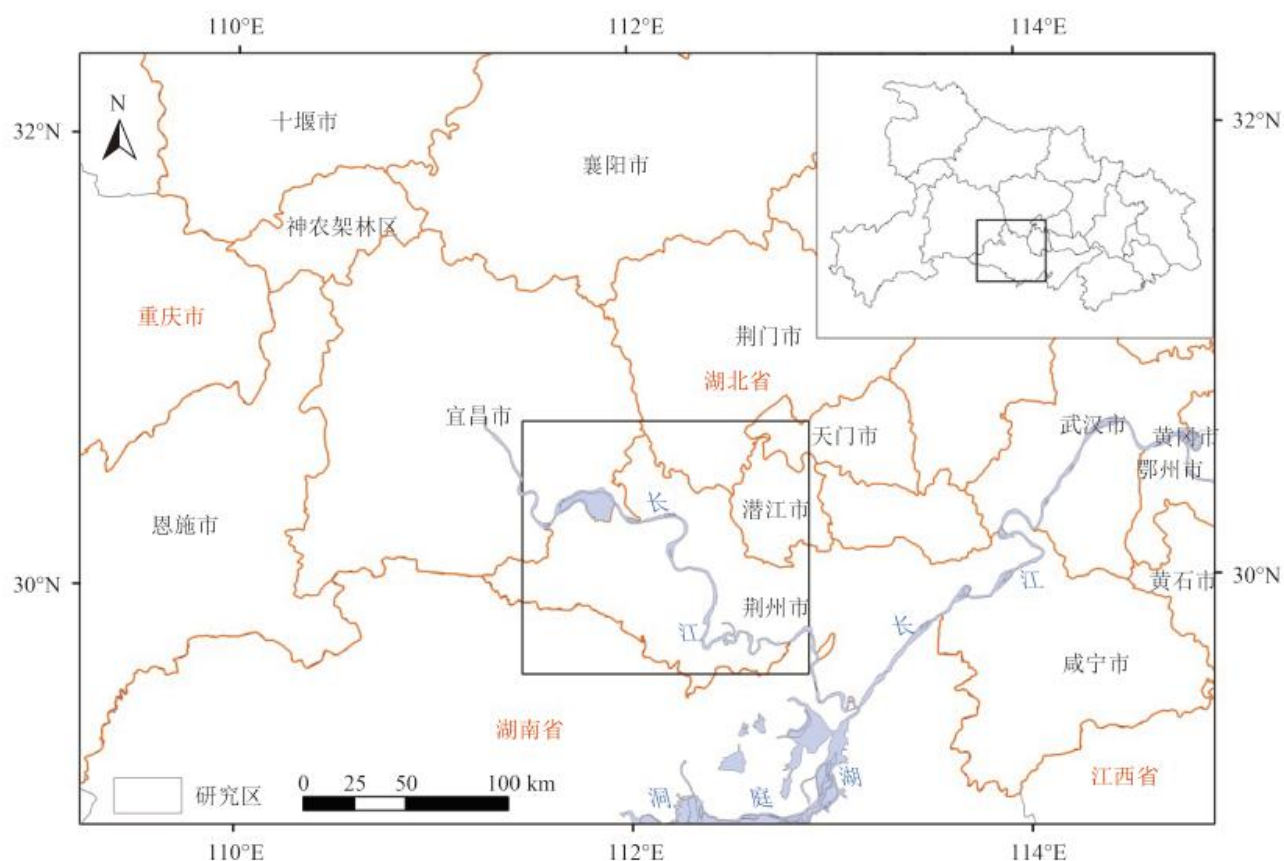


图 1 研究区地理位置
Fig.1 Location of Study Area

1.2 数据及预处理

1.2.1 数据选取

依据研究区水稻的物候特点选取 7~10 月份内四景 Landsat 8 影像，具体获取时间为 2015-07-12, 2015-07-28, 2015-08-29, 2015-10-16；同时为构建水稻生长期时间序列数据，选取 250 m 分辨率的 MODIS 8d 合成地表反射率产品 (MOD09Q1)，时间跨度为 2015-06-26~2015-10-16。两种数据均从美国地质调查局 (<http://www.earthexplorer.usgs.gov>) 网站下载，数据参数信息见表 1。

表 1 实验所需遥感影像相关参数信息

Tab.1 Parameter Information of the Imagery Used in the Experiment

	获取时间	行列号	所需波段	波宽(nm)	用途
Landsat8(OLI)	2015-07-12	124/39	4(Red) 5(NIR)	640~670 850~880	分类
	2015-07-28				验证
	2015-08-29				分类
	2015-10-16				分类
	2015-06-26				
MODIS(Terra)		h27/v05	1(Red)	620~670	时序类别平均 反射率提取
		h27/v06	2(NIR)	841~876	
	2015-10-16				

1.2.2 数据预处理

首先对四景 Landsat8 数据采用 ENVI-Flaash 大气校正模块进行大气校正, 由于 Landsat8 数据做过基于地形数据的几何校正, 因此本文不再做几何校正; 然后利用 MRT (MODIS Reproject Tools) 软件对 MODIS 数据进行投影转换和镶嵌, 重投影后坐标系为 UTM-WGS84 Zone 49N, 与 Landsat8 数据一致; 分别采用最近邻域法和 Pixel Aggregate 方法将 MODIS 和 Land 重采样到 240 m 空间分辨率; 并将 Landsat8 作为底图对 MODIS 数据进行几何校正, 校正后的误差控制在半个像元以内; 最后根据研究区的矢量文件分别对 Landsat8 和 MODIS 数据的红、近红 2 个波段进行裁剪, 得到实验所需数据。

2 时空数据融合模型

STDFA 模型的目的是将 Landsat 8 影像与 MODIS 合成产品 (MOD09Q1) 融合, 从而拟合出具有高时间和空间分辨率特征的数据。通过高空间分辨率的 Landsat8 影像提取出丰度矩阵^[20], 进而通过丰度矩阵提取地类的均值反射率^[21], 最后基于同类像元的反射率时间变化一致的假设, 通过地类的均值反射率解算出像元反射率, 模型以及研究流程见图 2。

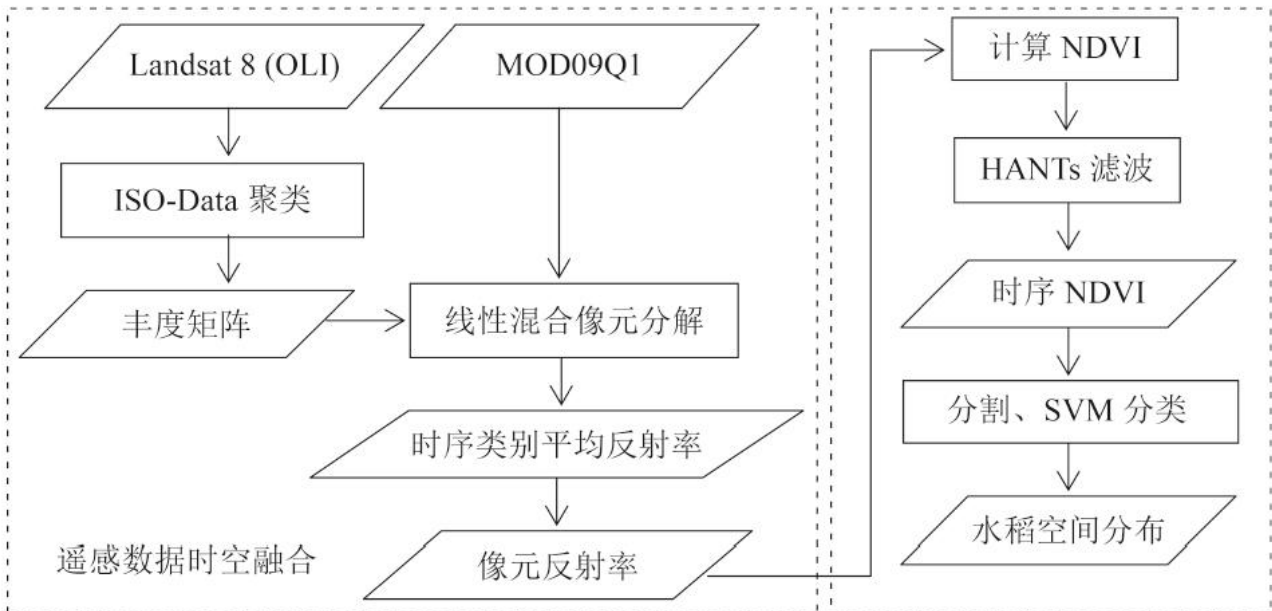


图 2 时空数据融合算法提取水稻流程图

Fig.2 Flow Chart of the Rice Extraction Method Based on Spatial and Temporal Fusion Algorithm

为解决用于变化分类提取的数据云覆盖对 STDFA 的变化聚类造成干扰, 本文假设云的分布是随机的, 将 2015-07-12, 2015-08-29 和 2015-10-16 三期影像分别进行 ISO-Data 聚类。将得到的结果中云和阴影类的像元值用非云和阴影类像元值替换, 得到一幅最终地表变化聚类图。统计像元内的地类以及占该像元面积的比例, 得到 c 类地物的丰度矩阵 $fc(i, c)$ 。

对时序 MOD09Q1 数据的红波段 (red) 和近红外波段 (NIR) 按等式 (1) 的全约束的线性混合模型进行分解, 得到 30 m 分辨率的 t 时刻红波段和近红外波段的 c 类地物的平均反射率 $\bar{r}(c, t)$ 。

$$R(i, t_j) = \sum_{c=0}^k f_c(i, c) \times \bar{r}(c, t_j) + \xi(i, t_j) \quad (1)$$

$$\sum_{c=0}^k f_c(i, c) = 1; f_c(i, c) \geq 0$$

式中： $R(i, t_j)$ 为 t_j 时期 MODIS 数据第 i 个像元的反射率； $f_c(i, c)$ 为对应的第 i 个像元内类别 c 占该像元的面积比；

$\bar{r}(c, t_j)$ 为 t_j 时期 c 类地物的平均反射率， $\bar{r}(c, t_j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r(c, t_j, k)$ ； $\xi(i, t_j)$ 为残差； k 为地物类别数。

STDFA 模型假设同类像元的反射率在 t_0 到 t_j 时刻的变化是一致的，因此可以推出地类的平均反射率 $\Delta \bar{r}(c, t_j - t_i)$ 为：

$$\Delta \bar{r}(c, t_j - t_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \Delta r(c, t_j - t_i, k) \quad (2)$$

式中 $\Delta r(c, t_j - t_i, k)$ 为地类 c 中像元 k 从 t_i 时刻到 t_j 时刻反射率变化量。由上式可以得出，地物的均值反射率变化等于反射率的变化，即：

$$\bar{r}(c, t_j) - \bar{r}(c, t_0) = r(c, t_j) - r(c, t_0) \quad (3)$$

式中： $\bar{r}(c, t_j)$ 和 $\bar{r}(c, t_0)$ 分别是利用公式(1)解算出的地类 c 的平均反射率； $r(c, t_0)$ 是初期的 landsat 8 影像相对应地类 c 的地表反射率； $r(c, t_j)$ 是构建的 t_j 时刻的高分辨率数据。通过输入不同时期的 MODIS 合成产品，即可融合出时间序列的高空间分辨率数据集。

3 结果与分析

3.1 遥感数据时空融合结果

输入构造好的丰度矩阵、2015-10-16(t_0 初始日期)的 Landsat 8 OLI 影像以及时间序列的 MODIS 合成产品，STDFA 模型输出 2015-06-26 至 2015-10-16 时间序列的 30 m 空间分辨率融合影像。将 2015-07-28 日 Landsat 8 影像的红波段和近红外波段与同期的融合影像相应波段进行相关分析，结果如图 3 所示。

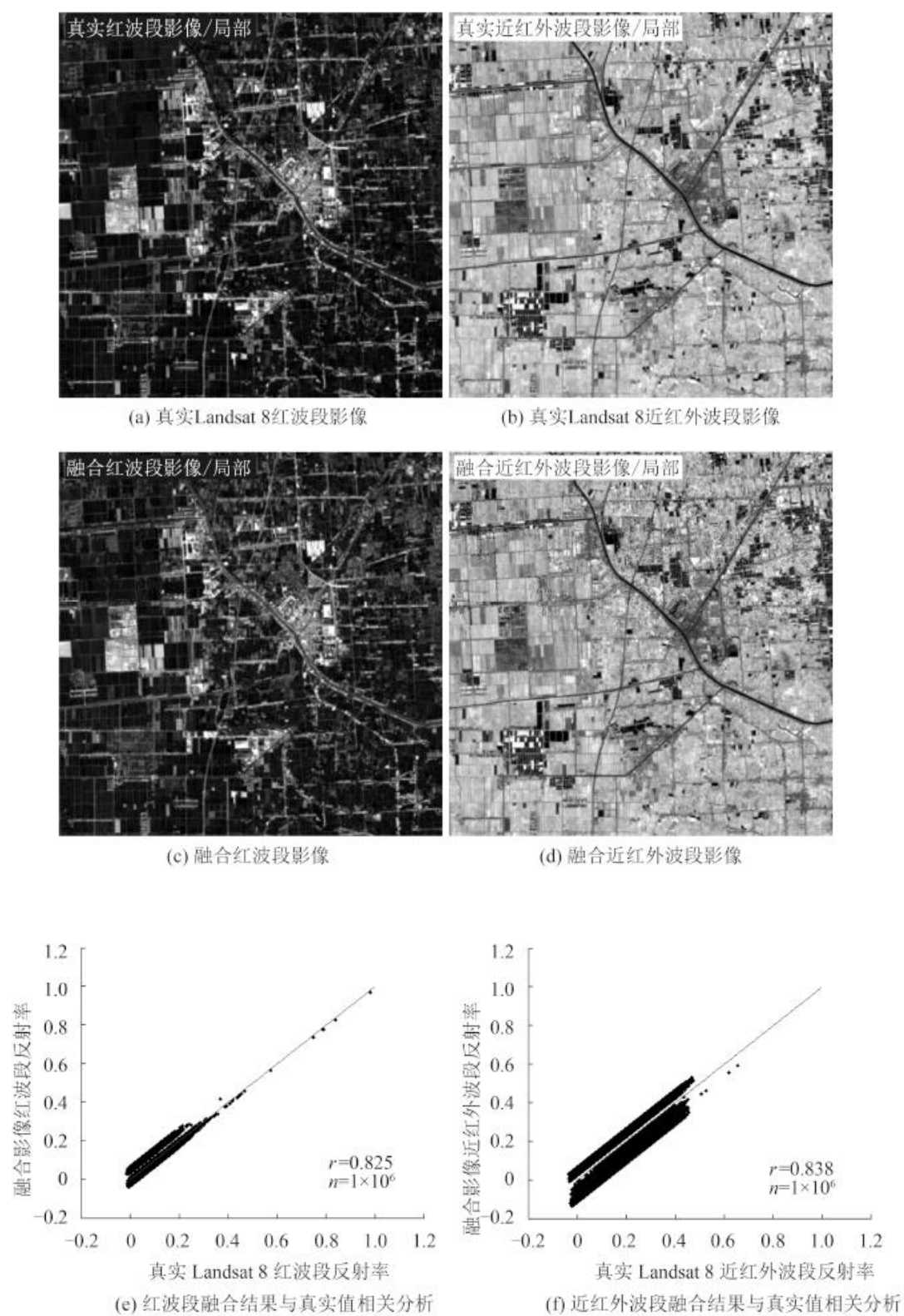


图 3 时空数据融合结果

Fig.3 Fusion Result of Spatial and Temporal Fusion Algorithm

随机选取了真实影像和融合影像相应波段的 $1\,000 \times 1\,000$ 像元的子集，如图 3(a) - (d) 所示。从图中可以看出，真实影像同融合影像的差异很小，目视效果良好。同时利用相关系数度量融合影像与真实影像的差异程度，进而评价融合算法的精度。计算同融合影像真实影像红和近红外波段的相关系数分别为 0.84(red) 和 0.81(nir)，图 3 中随机选取的子集的相关系数也高达 0.83 和 0.84，其散点主要分布在 1:1 对角线周围。因此融合影像能够较好地反映同期 Landsat 8 影像光谱信息，可以作为研究区水稻种植信息提取的数据。

3.2 江汉平原水稻种植信息提取

首先将融合后的时间序列影像加载至 Ecognition8.7 中，运用多尺度分割算法将影像分割；其次根据红波段和近红外波段影像计算 NDVI；然后根据野外实测样点提取水稻的 NDVI，构建研究区水稻生长期内的时序 NDVI 曲线；最后利用 SVM 分类方法，提取出水稻种植信息。

3.2.1 影像分割

多尺度影像分割是面向对象分类方法的关键，它把影像分割成大小不一、具有相似光谱特征和纹理特征并包含多个像素的对象^[22]。在 Ecognition8.7 中调整分割参数，经过反复试验将融合后影像进行多尺度分割。最终确定尺度参数为 20，形状-光谱异质性参数为 0.1，紧致度-光滑异质性参数为 0.5，得到最佳分割结果如图 4 所示。



图 4 影像分割结果(左：红波段；中：近红外波段；右：NDVI)

Fig.4 Image Segmentation Result (left: Red; middle: NIR; right: NDVI)

3.2.2 SVM 分类特征构建

NDVI (Normalized Differential Vegetation Index, NDVI) 是表征植被生长状况的重要指标，已被广泛应用于植被分类和制图。本文基于融合构建的时间序列的红波段和近红外波段数据，计算获取了时间序列的研究区 NDVI 分布数据。为减少噪声对水稻种植信息提取，利用 HANTS 算法对重构的数据进行滤波。最后，利用实测样点，提取了典型研究区型地物 NDVI 的时序特征曲线，如图 5 所示。从图中可以看出，水稻的 NDVI 经历了“低-高-低”的变化过程，且在 8 月中下旬达到峰值，符合水稻生长期 NDVI 的变化规律。

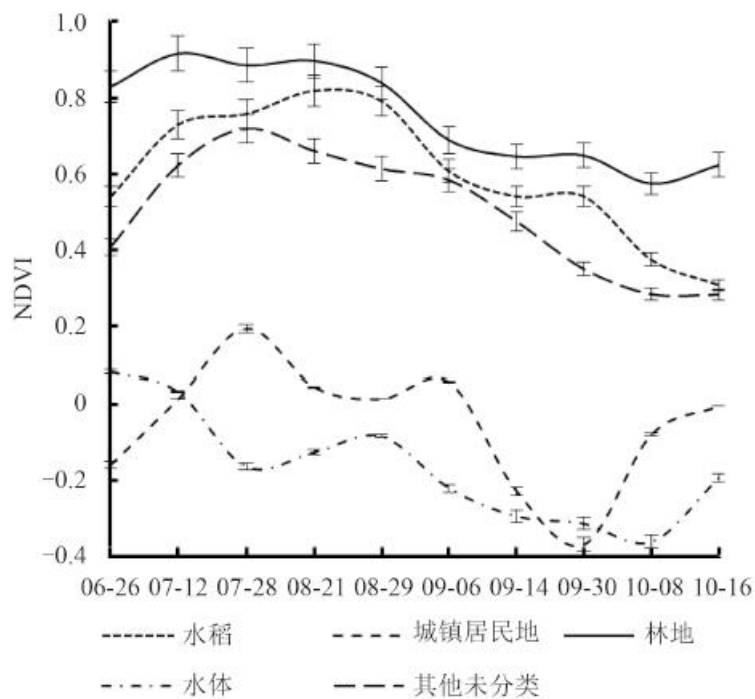


图 5 研究区典型地物NDVI曲线

Fig.5 NDVI Curves of Typical Ground Objects in Study Area

3.2.3 水稻分类结果及精度验证

在 Ecognition 8.7 中选取水稻影像对象利用 SVM 分类算法，对水稻种植信息进行提取，结果如图 6 所示。利用实测样点数据，并结合目视解译获得的各类样本 36 671 个，导入到 ENVI 5.1 中对提取结果进行验证，计算获得用于精度评价的混淆矩阵，如表 2 所示。

表 2 分类结果精度评价

Tab.2 Evaluation of Classification Precision

	水体	林地	城镇 居民地	水稻	其他 未分类	合计	制图 精度
水体	7 944	29	18	24	330	8 345	98.18
林地	1	1 527	0	30	14	1 572	89.3
城镇居民地	11	0	3 408	1	147	3 567	92.21
水稻	762	116	6	11 891	702	12 777	94.46
其他未分类	73	38	264	643	9 392	10 410	88.73
合计	8 091	1 710	3 696	12 589	10 585	36 671	

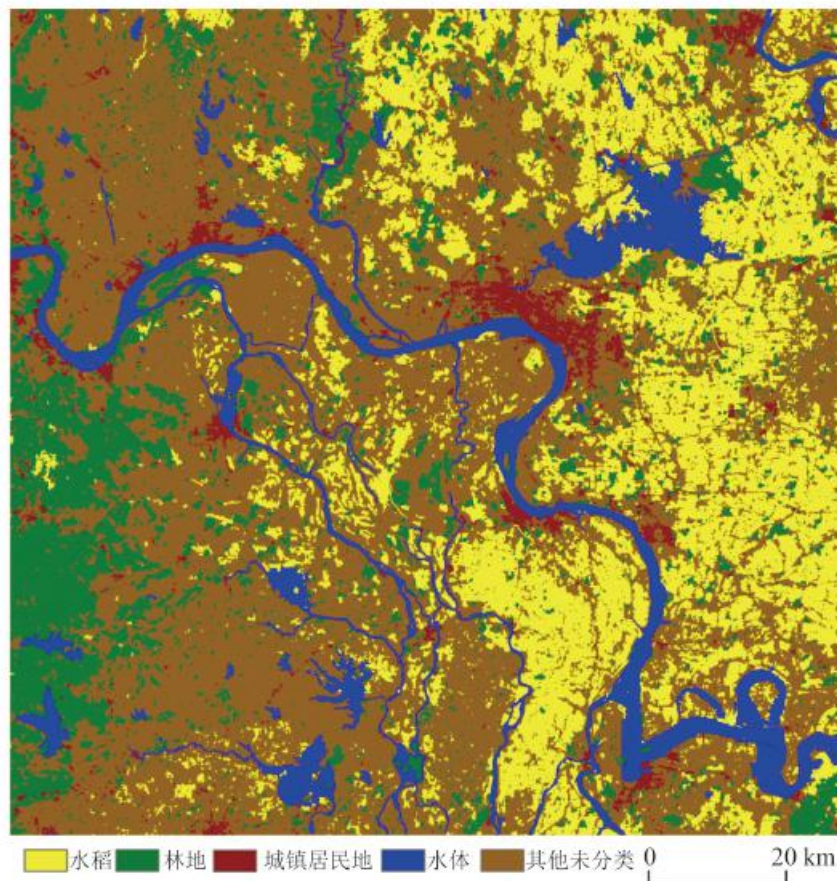


图 6 研究区水稻提取结果

Fig.6 Paddy Rice Extraction Result in Study Area

从表中得出总体制图精度为 93.16%，Kappa 系数为 0.91，且水稻的制图精度达 94% 以上。因此面向对象的分类方法能够在种植结构复杂，地块破碎的区域较好地开展目标地物分类与制图工作。

4 结论与讨论

本文利用 STDFA 模型，重构出江汉平原 2015 年 6 月 26 日~10 月 16 日 30 m 分辨率影像，并采用面向对象的 SVM 分类方法，对研究区内水稻种植信息进行遥感提取。结果显示：重构出的红波段和近红外波段反射率与真实反射率的相关系数为 0.84 和 0.81，同时从 NDVI 曲线来看也符合典型地物的 NDVI 分布特征。说明时空数据融合模型能够较好地重构出多云雨地区的高时空分辨率数据。

然而本研究仍有以下不足之处：首先，依据 STDFA 模型的假设，可以通过时空数据融合的方法能够重构出任意时刻的具有高时空分辨率特征的影像，然而由于地物类型会随时间推移发生改变，因此 STDFA 模型的时间稳定性有待商榷；其次，同类地物在不同时期的变率也并非完全一致。例如同地块农作物会因为自然和田间管理要素的差异导致长势的差异。因此需引入同类地物时间变率这一参量对模型加以修正；最后，随着高分辨率的遥感的发展，一些高分辨率数据已经开始广泛应用于各个领域。因此利用时空数据融合方法将高分辨率影像同高时间分辨率融合生成更高时空分辨率影像开展种植结构复杂和地块破碎区的遥感制图将是亟待解决的问题。

参考文献:

- [1] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴(2015) [M]. 北京: 中国统计出版社, 2015.
- 【Compiled of National Bureau of Statistics of China. China statistical yearbook (2015) [M]. Beijing: China Statistics Press, 2015.】
- [2] 黄敬峰, 陈 拉, 王 晶, 等. 水稻种植面积遥感估算的不确定性研究[J]. 农业工程学报, 2013, 29(6): 166 - 176.
- 【HUANG J F, CHEN L, WANG J, et al. Uncertainty analysis of rice planting area extraction based on different classifiers using Landsat data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(6): 166 - 176.】
- [3] MOSLEH M K, HASSAN Q K, CHOWDHURY E H. Application of remote sensors in mapping rice area and forecasting its production: a review[J]. Sensors, 2015, 15(1): 769 - 791.
- [4] 李志鹏, 刘珍环, 李正国, 等. 水稻空间分布遥感提取研究进展与展望[J]. 中国农业资源与区划, 2014, 35(6): 9 - 18.
- 【LI Z P, LIU Z H, LI Z G, et al. Progress and prospect of application of remote sensing to rice spatial distribution[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2014, 35(6): 9 - 18.】
- [5] 王 琳, 景元书, 杨沈斌. 基于多时相遥感数据提取水稻种植面积的研究[J]. 中国农业资源与区划, 2013, 34(2): 20 - 25.
- 【WANG L, JING Y S, YANG S B. Study on extraction of rice cropping area using multi-temporal remote sensing data[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2013, 34(2): 20 - 25.】
- [6] LECKIE D G. Advances in remote sensing technologies for forest surveys and management[J]. Canadian Journal of Forest Research, 1990, 20(4): 464 - 483.
- [7] 黄 维, 黄进良, 王立辉, 等. 多时相遥感影像检测平乐县晚稻种植面积变化[J]. 农业工程学报, 2014, 30(21): 174 - 183.
- 【HUANG W, HUANG J L, WANG L H, et al. Detection of late rice' s planting area change in Pingle County based on multi-temporal remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(21): 174 - 183.】
- [8] 张 煦, 马 驿, 郑 雯, 等. 基于时序 MODIS-NDVI 的油菜种植面积变化趋势分析——以江汉平原为例[J]. 长江流域资源与环境, 2016, 25(3): 412 - 419.
- 【ZHANG X, MA Y, ZHENG W, et al. Variation trend of rape cultivation area based on MODIS-NDVI time series data ——a case in Jianghan plain[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2016, 25(3): 412 - 419.】

[9] 陈艳丽, 莫伟华, 莫建飞, 等. 基于面向对象分类的南方水稻种植面积提取方法[J]. 遥感技术与应用, 2011, 26(2): 163 - 168.

【CHEN Y L, MO W H, MO J F, et al. Object-oriented classification for the extraction of rice planting area in South[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2011, 26(2): 163 - 168.】

[10] 邬明权, 牛 铮, 王长耀. 利用遥感数据时空融合技术提取水稻种植面积[J]. 农业工程学报, 2010, 26(增刊 2): 48 - 52.

【WU M Q, NIU Z, WANG C Y. Mapping paddy fields by using spatial and temporal remote sensing data fusion technology[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(S2): 48 - 52.】

[11] LUNETTA R S, LYON J G, GUINDON B, et al. North American landscape characterization dataset development and data fusion issues[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1998, 64(8): 821 - 829.

[12] 石月婵, 杨贵军, 李鑫川, 等. 融合多源遥感数据生成高时空分辨率数据的方法对比[J]. 红外与毫米波学报, 2015, 34(1): 92 - 99.

【SHI Y C, YANG G J, LI X C, et al. Intercomparison of the different fusion methods for generating high spatial-temporal resolution data[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2015, 34(1): 92 - 99.】

[13] GAO F, MASEK J, SCHWALER M, et al. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(8): 2207 - 2218.

[14] HILKER T, WULDER M A, COOPS N C, et al. A new data fusion model for high spatial- and temporal-resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(8): 1613 - 1627.

[15] 康 峻, 王 力, 牛 铮, 等. 基于局部空间自相关分析的时空数据融合[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(6): 1176 - 1181.

【KANG J, WANG L, NIU Z, et al. A spatial and temporal fusion model using local spatial association analysis method[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(6): 1176 - 1181.】

[16] 邬明权, 牛 铮, 王长耀. 多源遥感数据时空融合模型应用分析[J]. 地球信息科学学报, 2014, 16(5): 776 - 783.

【WU M Q, NIU Z, WANG C Y. Assessing the accuracy of spatial and temporal image fusion model of complex area in South China[J]. Journal of Geo-Information Science, 2014, 16(5): 776 - 783.】

[17] WU M Q, NIU Z, WANG C Y, et al. Use of MODIS and Landsat time series data to generate high-resolution temporal synthetic Landsat data using a spatial and temporal reflectance fusion model[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2012, 6(1): 063507.

[18] 谢登峰, 张锦水, 潘耀忠, 等. Landsat 8 和 MODIS 融合构建高时空分辨率数据识别秋粮作物[J]. 遥感学报, 2015, 19(5): 791 - 805.

【XIE D F, ZHANG J S, PAN Y Z, et al. Fusion of MODIS and Landsat 8 images to generate high spatial-temporal resolution data for mapping autumn crop distribution[J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(5): 791 - 805.】

[19] 曹隽隽, 周 勇, 叶青清, 等. 江汉平原耕地资源空间格局变化分析[J]. 经济地理, 2013, 33(11): 130 - 135.

【CAO J J, ZHOU Y, YE Q Q, et al. Analysis of spatial pattern changes of cultivated land resource in Jianghan plain[J]. Economic Geography, 2013, 33(11): 130 - 135.】

[20] HAERTEL V F, SHIMABUKURO Y E. Spectral linear mixing model in low spatial resolution image data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(11): 2555 - 2562.

[21] MASELLI F. Definition of spatially variable spectral endmembers by locally calibrated multivariate regression analyses[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 75(1): 29 - 38.

[22] VIEIRA M A, FORMAGGIO A R, RENNÓ C D, et al. Object Based Image Analysis and Data Mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123: 553 - 562.